



Применение трендовой компоненты к управлению такой ИНС заключается в том, что ее значения могут быть использованы на этапе обучения рассматриваемой сети в качестве эталонных значений контрольной ошибки, что сократит время обучения и повысит качество создаваемых расписаний.

Исследование проведено при поддержке гранта РФФИ 17-20-01065 «Разработка теории нейросетевого управления железнодорожными транспортными системами».

Литература

1. Игнатенков, А. В., Ольшанский, А.М. О решении задачи управления искусственной нейронной сетью при квазипериодическом поведении сигнала ошибки / А. В. Игнатенков, А. М. Ольшанский // Перспективные информационные технологии (ПИТ-2016) : тр. Междунар. науч.-техн. конф. / под ред. С. А. Прохорова. – Самара : Изд-во Самар. науч. центра РАН, 2016. – С. 635–638.
2. Игнатенков А. В., Ольшанский А. М. О некоторых путях синтеза управления многослойной ИНС с переменной проводимостью сигнала // Перспективные информационные технологии (ПИТ 2018). – 2018. – С. 816–820.
3. Игнатенков А.В. Нейросетевое моделирование и упорядочение транспортных потоков на линиях железных дорог. Автореферат дис....к.т.н., 05.13.18. - Математическое моделирование, численные методы и комплексы программ.//Пенза, ПензГУ, 2018. – 20 с., с.14.
4. Cleveland R. B. et al. STL: A Seasonal-Trend Decomposition //Journal of Official Statistics. – 1990. – Т. 6. – №. 1. – С. 3-73.

А.В. Пилецкая

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ АФФИННЫХ ПРЕОБРАЗОВАНИЙ ДЛЯ ФОРМИРОВАНИЯ ОБУЧАЮЩЕЙ ВЫБОРКИ ДЛЯ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

(Самарский государственный технический университет)

Введение. Метод аффинного преобразования обычно используется для коррекции геометрических искажений или деформаций, возникающих при неидеальных углах оптической оси видеокамеры. В докладе аффинные преобразования применяются для формирования дополненного датасета для нейронной сети. Разрабатываемая искусственная нейронная сеть (ИНС) используется при тепловизионном диагностировании радиоэлектронных приборов [1]. На входы ИНС поступают сигналы от встроенных датчиков электрических параметров и термограммы, получаемые с помощью тепловизора. ИНС представляет собой конволюционную сеть для обработки термограмм и однослойную ветвь для обработки измеряемых параметров прибора.



Проблема состоит в том, что, как правило, отсутствует достаточно большое число термограмм неработоспособных состояний для формирования обучающей выборки.

Формирование дополненного датасета. На рис. 1 приведен пример множества модельных термограмм для некоторого электронного элемента. Для имитации эффекта зашумленности реальных термограмм в модельные термограммы вносятся искажения границ изотерм. Добавление шума позволило смоделировать ситуацию, когда на исследуемый прибор в момент диагностики действуют какие-либо помехи, мешающие получить четкую термограмму для анализа работоспособности.

Для нейронной сети было взято три класса искусственно зашумленных термограмм с сопоставлением исходных данных. С помощью библиотек Tensorflow, Skilearn, Kerastas и Matplotlib, входящей в программную реализацию, написанную на языке Python, были построены зависимости влияния погрешностей из-за шума на достоверность классификации состояний. На рис 2 представлена зашумленность исходных термограмм с разной степенью искажения.

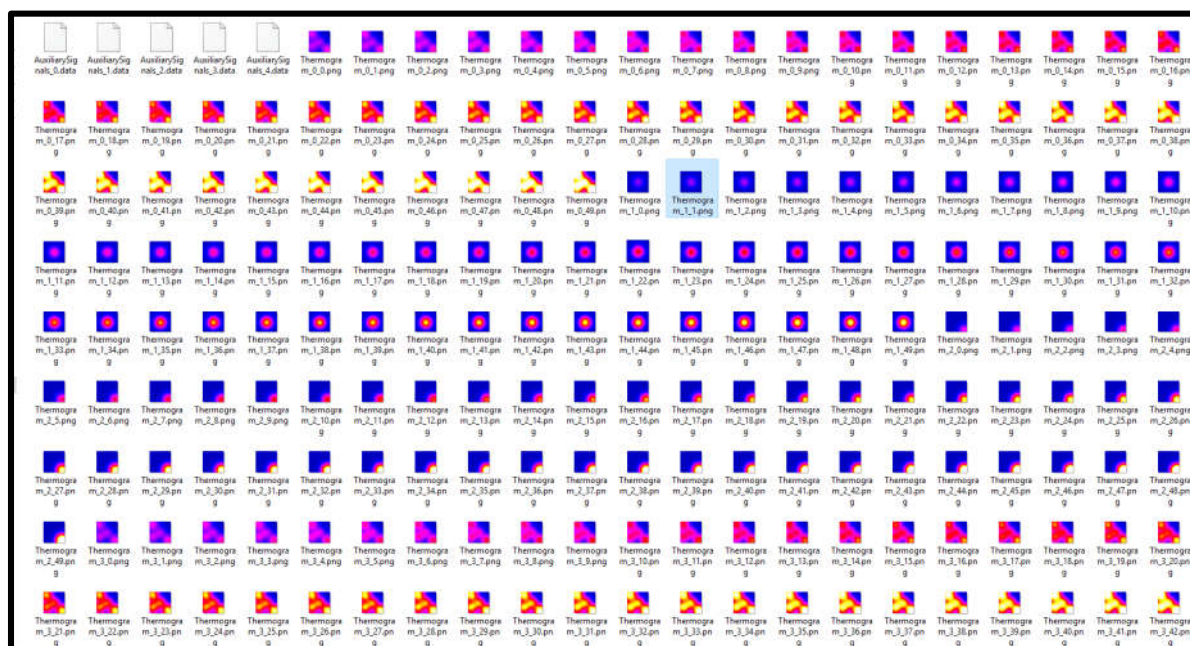


Рис.1. Модельные термограммы

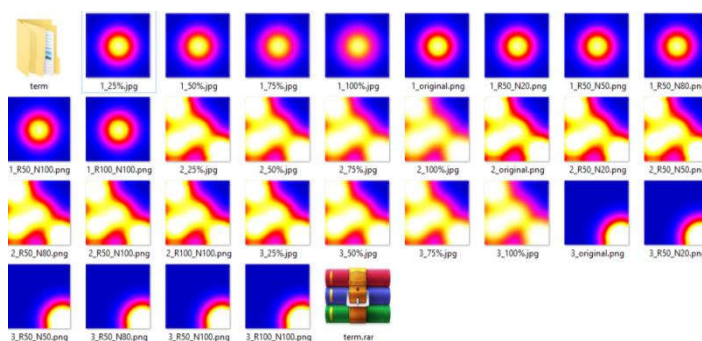


Рис. 2. Зашумленные термограммы



Предположим, что каждый объект характеризуется списком «интересных» точек. В рассматриваемом случае на исходных термограммах было взято 7 точек, которые соответствуют характерным температурам. Если проводить оценку с использованием интервальных арифметических решений, то получим неострое интервальное решение [2]. Понятие нерезкого интервала решения распространено при решении интервальных систем уравнений, но не все полученные решения удовлетворяют поставленной задаче. Интервальное решение считается точным, если оно включает в себя как можно меньше решений. Острота решений, полученных с использованием искусственного интеллекта, зависит от различных факторов. Хорошо известный фактор, который влияет на резкость, - это вхождение заданной интервальной величины в вычисление более одного раза.

Рассмотрим некоторое решение для компонента c_{i1} , $1 \leq i \leq 3$, [3]:

$$c_{i1} = \frac{v_{i1}}{w_{11}}(u_{11} x_1 + u_{21} x_2 + \dots + u_{m1} x_m) + \frac{v_{i2}}{w_{22}}(u_{12} x_1 + u_{22} x_2 + \dots + u_{m2} x_m) + \frac{v_{i3}}{w_{33}}(u_{13} x_1 + u_{23} x_2 + \dots + u_{m3} x_m) \quad (1)$$

Понятно, что каждое значение x_j ($1 \leq j \leq m$) входит в вычисления c_{i1} более одного раза. Чтобы избежать этого, выделяем x_j и тогда (1) принимает вид [4]:

$$c_{i1} = \sum_{j=1}^m x_j \left(\sum_{k=1}^3 \frac{v_{ik} u_{jk}}{w_{kk}} \right) \quad (2)$$

Выражение (2) реализуется в алгоритме прогнозирования расположения объекта (рис.3). Результаты вычислений приведены на рис. 4.

Таким образом, обучающая выборка для тренировки искусственной нейронной сети выполняется путем отбора проб аффинно-преобразованных «взглядов» на объект диагностики. Это пространство признаков может быть построено путем преобразования известного просмотра контролируемого объекта, предполагая все возможные наборы значений параметров аффинного преобразования [5, 6]. После генерации аффинно-преобразованных представлений, проводится выбор параметров аффинного преобразования из полученных интервальных решений. После этого проверяется условие, чтобы не все сгенерированные представления полностью находились в единичном квадрате (недопустимые представления).

Заключение. Датасет, сформированный таким образом, позволяет получить достаточно репрезентативную выборку для обучения нейронной сети. В процессе диагностики проводится дополнение датасета новыми термограммами, получаемыми при обнаружении отказов и неработоспособности контролируемого прибора.



Рис. 3.

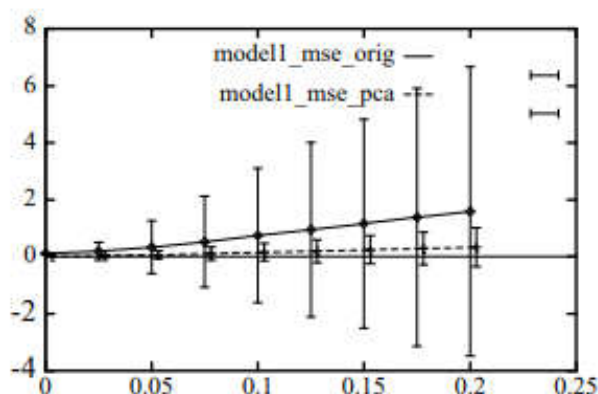


Рис. 4. Вычисление распознавания исходного изображения с аффинным преобразованием

Литература

1. Орлов С.П. Интеллектуализация информационно-измерительных систем контроля и диагностирования на основе нейросетевых технологий/С.П. Орлов, Р.В. Гирин, О.Ю. Уютова//Мягкие измерения и вычисления. – 2018. - № 4. - С.4-12.
2. Алефельд Г., Херцбергер Ю. Введение в интервальные вычисления. – Москва: Мир, 1987.
3. Голуб Дж., ван Лоун Ч. Матричные вычисления. – Москва: Мир, 1999.
4. Деммель Дж. Вычислительная линейная алгебра. – Москва: Мир, 2001.



5. Лакеев А.В. Существование и единственность алгебраических решений интервальных линейных систем в полной арифметике Каухера// Вычислительные технологии. –1999. – Т. 4, №4. – С. 33–44.

6. Lamdan Y., Schwartz J., Wolfson H. Affine invariant model-based object recognition// IEEE Trans. on Robotics and Automation, vol. 6, no. 5, pp. 578-589, October 1990.

П.К. Попков, С.В. Востокин

АВТОГЕНЕРАЦИЯ ИСХОДНОГО КОДА НА ОСНОВЕ РЕКУРРЕНТНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

(Самарский университет)

В современном мире все большее количество задач решается посредством использования нейронных сетей. Они стали неотъемлемой частью в автопилотировании автомобиля, распознаванию объектов на изображениях и видеопотоке [1]. Помимо типизированной нейронной сети, которая к слову обладает некоторыми недочетами также существуют рекуррентные нейронные сети LSTM с долгосрочной кратковременной памятью, которые позволяют в своей реализации не просто обучаться на заданном стеке моделей но и обладают памятью, которая способствует обучению долговременным зависимостям.

LSTM разработаны специально, чтобы избежать проблемы долговременной зависимости. Запоминание информации на долгие периоды времени – это их обычное поведение, а не что-то, чему они с трудом пытаются обучиться. Нейронная сеть основана на открытой программной библиотеке для машинного обучения TensorFlow, разработанной компанией Google для решения задач создания и тренировки нейронной сети с целью автоматического нахождения и классификации образов, достигая качества человеческого восприятия.

Используемая рекуррентная нейронная сеть имеет форму цепочки повторяющихся модулей нейронной сети. В обычной рекурсивной нейронной сети RNN, структура одного такого модуля очень проста, например, он может представлять собой один слой с функцией активации гиперболического тангенса и показана на рисунке 1

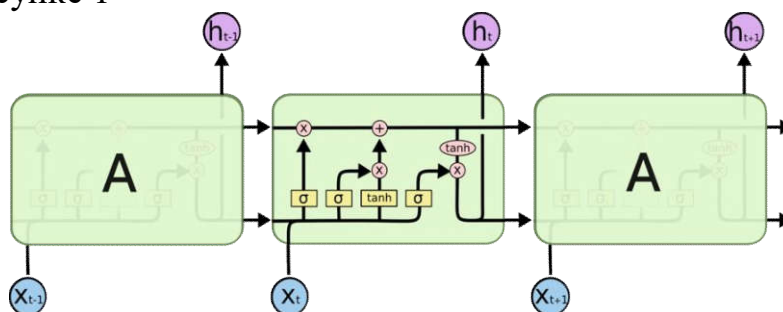


Рисунок 1 – Структура модуля RNN